Q: Fourier transform

$$F(u) = \Im\{f(x)\} = \int_{-\infty}^{\infty} f(x) e^{-j2\pi u x} dx$$

$$f(x) = \Im^{-1}\{F(u)\} = \int_{-\infty}^{\infty} F(u) e^{j2\pi u x} du$$

$$F(u,v) = \Im\{f(x,y)\} = \int_{-\infty}^{\infty}\int_{-\infty}^{\infty} f(x,y) e^{-j2\pi(ux+vy)} dxdy$$

$$f(x,y) = \Im^{-1}\{F(u,v)\} = \int_{-\infty}^{\infty}\int_{-\infty}^{\infty} F(u,v) e^{j2\pi(ux+vy)} dudv$$

$$F(u,v) = \frac{1}{mn} \sum_{x=0}^{m-1} \sum_{y=0}^{n-1} f(x,y) e^{-j2\pi\left(\frac{ux}{m} + \frac{vy}{n}\right)}$$ 1 1

$$f(x,y) = \frac{1}{mn} \sum_{u=0}^{m-1} \sum_{v=0}^{n-1} F(u,v) e^{j2\pi\left(\frac{ux}{m} + \frac{vy}{n}\right)}$$

类内协方差　　2　　1

类内协方差 = （类内样本，零均值，平方和） / 类内个数

$$\boldsymbol{\Sigma}_j = \frac{1}{q_j}\sum_{X_i\in\omega_j}(\mathbf{x}_i-\boldsymbol{\mu}_j)(\mathbf{x}_i-\boldsymbol{\mu}_j)^T$$

类内均值

类内均值 = 类内样本和 / 类内个数

$$\boldsymbol{\mu}_j = \frac{1}{q_j}\sum_{X_i\in\omega_j}\mathbf{x}_i$$

类内散点矩阵

类内散点矩阵 = 样本比例 * 类内协方差 ， 求和

$$\mathbf{S}^w = \sum_{j=1}^{c}\frac{q_j}{q}\boldsymbol{\Sigma}_j$$

类间散点矩阵

类间散点矩阵 = 样本比例 * （类内均值 - 总体均值）

$$\mathbf{S}^b = \sum_{j=1}^{c}\frac{q_j}{q}(\boldsymbol{\mu}_j-\boldsymbol{\mu})(\boldsymbol{\mu}_j-\boldsymbol{\mu})^T$$

总体均值

总体均值 = 总体样本之和 / 样本个数

= 样本比例 * 样本均值，求和

$$\boldsymbol{\mu} = \frac{1}{q}\sum_{i=1}^{q}\mathbf{x}_i = \sum_{j=1}^{c}\frac{q_j}{q}\boldsymbol{\mu}_j$$

总体散点矩阵

总体散点矩阵 = 类内散点 + 类间散点

= （样本-总体均值）之和/ 样本个数

$$\mathbf{S}^t = \mathbf{S}^w + \mathbf{S}^b$$

PCA最小化
St=Σ协方差

LDA最小化within，最大化between

$$\mathbf{S}^t = \frac{1}{q}\sum_{i=1}^{q}(\mathbf{x}_i-\boldsymbol{\mu})(\mathbf{x}_i-\boldsymbol{\mu})^T = \frac{1}{q}\sum_{i=1}^{q}\tilde{\mathbf{x}}_i\tilde{\mathbf{x}}_i^T = \frac{1}{q}\mathbf{X}\mathbf{X}^T$$

特征值λ 特征向量Φ 定义式 2 2

$$\Sigma\phi_i = \lambda_i\phi_i$$

特征值λ

特征向量Φ：新的坐标轴

特征值与特征向量求法 1 1

1.特征方程 |λI-Σ|=0 ，解特征值λ

2.带回（λI-A）Φ=0，解特征向量Φ

Σ=ΦΛΦ^T
PCA中
协方差=特征向量*特征值矩阵*特征向量

$$\Sigma_x = \begin{bmatrix} v_{11} & v_{12} \\ v_{21} & v_{22} \end{bmatrix}$$

$$= [\phi_1 \quad \phi_2]\begin{bmatrix} \lambda_1 & 0 \\ 0 & \lambda_2 \end{bmatrix}[\phi_1 \quad \phi_2]^T$$

$$= \mathbf{\Phi\Lambda\Phi}^T$$

Y：训练样本X在新的坐标轴上Φ的投影

$$\mathbf{Y} = \mathbf{\Phi}^T\mathbf{X}$$

方差公式

= 平方和 / 样本数

$$\frac{1}{n}YY^T$$

转置公式

$$(AB)^T = B^TA^T$$

不同坐标轴之间投影关系

相同为1，不同为0

$$\phi_i^T\phi_j = \begin{cases} 1, & i = j \\ 0, & i \neq j \end{cases}$$

1.通过定义式
2.左乘另一个特征向量
3.凑出：特征值之差*特征向量积=0
4.特征值不相等，特征值之差 非零
5.特征值向量积为0

X在特征向量上的投影

$$y_k = \phi_k^T X \qquad y_j = \phi_j^T X$$

两个投影的协方差：类似方差

$$\sigma_{kj}^2 = \frac{1}{n} y_k y_j^T$$

深度计算　　1　　1

z：深度

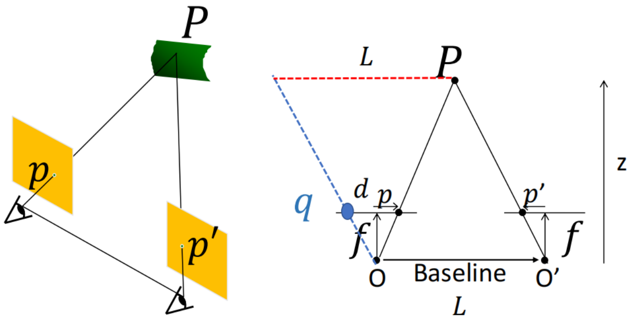
f: focal length
焦距
从镜头的表面到焦点的距离。

d:disparity
视差

B：baseline
基线

Depth from Stereo

立体声深度



$$\frac{f}{d} = \frac{z}{L} \Rightarrow z = \frac{f * L}{d}$$

d is called the disparity.

d是视差。